직교 함수 전개법에 의한 동영상의 대응점 추출

김진우[†] · 김경태[††]

요 약

변위량을 계산하여 영상 쌍의 대응점을 추출하는 방법중에서 대표적인 Horn & Schunck 수법이 있고, 이는 미분법을 기초하기 때문에 변위가 큰 변위량 추정을 위하여는 적당치 않다. 본 논문에서는 이러한 종래의 수법으로는 계측이 곤란하였던 이동량이 큰 변위의 변위량을 추정할 수 있는 직교 함수 전개법을 제안한다. 종래의 Horn & Schunck 수법에 의한 변위량은 국소적 처리를 출발점으로 하는bottom-up수법으로 구하였으나, 직교 함수 전개법에서는 이와는 반대로 영상 전체의 움직임을 직교함수의 저차 모드부터 순차 전개하는 top-down수법을 이용한다.

직교 함수 전개법을 이용하여 변위량을 구하는 방법은 명도의 적분치 불변의 구속 조건에 관한 도함수를 이용하는 투영법에 의한 반복 계산으로 얻어진다. 마지막으로 구하여진 변위량과 제1원영상으로부터 제2의 영상을 합성하고, 합성된 영상과 제2의 원영상과 NRMS오차와 상관값을 비교하여 그 유효성을 보인다.

Corresponding Points Estimation of Motion Images by Orthogonal Function Expansion

Jin-Woo Kim[†] and Kyung-Tae Kim[††]

ABSTRACT

In computing the optical flow, Horn and Schunck's method which is a representative algorithm is based on differentiation. Therefore it is difficult to estimate the velocity for a large displacement by this algorithm.

In this paper, we propose a method for estimating nonuniform motion from sequential images which is based on integral brightness constancy constraints. The equations which transform a source image to a target image are expressed as a function of the displacement field. If marginal effects can be neglected, the form of the transformation integral transform or orthogonal expansion can be determined from the expansion coefficients of the two images. The apparent displacement field is then computed iteratively by a projection method which utilizes the functional derivatives of the linearized moment equations. We demonstrate that the performance of the orthogonal function transform on the data set of large motion

1. 서 론

동영상의 변위량(일반적으로 통용되는optical flow를 본 논문에서는 변위량이라 칭한다.)을 추정하여 영상 쌍의 대응점 추출에 관한 연구는 많은 연구자에 의해 제안되었으나, 물체의 이동량이 크거나 회전이 있는 영상에서의 변위량 추정은 앞으로 해결해야 할 큰 과제이다. 종래부터 제안된 대표적인 변위량 추정수법은 구배법[1-4]과 상관법[5]으로 분류할 수 있다. 먼저, 구배법은 피사체의 이동 후와 이동 전의 대응점의 명도가 바뀌지 않는다는 가정하에 명도 구배의 방향에 작은 변위를 계산하는 미분 연속식을 이용하고 있으며, 변위량의 미 확정부는 스무딩 구속을 이용하는 정칙화에 의해 결정된다.

그러나 구배법에서의 변위는 영상 중의 명도 구배의 스케일 길이에 비해 작아야 한다는 조건이 내포되어 있기 때문에 변위가 큰 변위량의 추정에서는 오차가 커지는 문제를 발생시킨다.

[†] 한남대학교 산업연구소 연구원

[††] 정회원, 한남대학교 정보통신공학과 부교수

Nagel은occlusion과 불연속성에 대처하기 위해 명도구배의 법선방향으로 스무딩 구속을 이용하는 수법을 제안하였다[6,7]. 다중 해상도법[8-15]은 이 문제를 해결하기 위한 유력한 수법이다.

S. Ghosal은 불연속성이 큰 변위량추정에 구배법과 계산 속도의 관점에서 다중 해상도법을 병행하는 수법을 제안했다[16]. 다중 해상도법 가운데 대표적인 방법중의 하나인 균일법은 저해상도에서 고해상도의 변위량을 변환할 때 단층간에서는 고정된 균일한 계수를 사용하여 변위량을 추정한다. 또한, 스케일 최적화 다중 해상도법은 추정한 변위량을 사용하여 영상을 생성하고, 원영상과의 차인 최소 2승 오차 평가에 의해 계층간 계수를 결정한다. 이에 의해 이동량이 큰 변위량의 검출이 가능하게 된다.

그러나, 이동량이 매우 큰 경우와 회전을 동반하는 경우에 있어서 정밀도가 저하하는 경향이 있다. 상관법은 기본적으로는 큰 변위의 추정도 가능하지만 영상 계열에 의해 패턴의 동정을 필요로 한다. 또한, 회전 및 변형이 있는 경우는 적용이 곤란하며 대처가 복잡하게 된다. 변위 영상 간의 대응 문제와 양안 스테레오 영상의 대응 문제를 에너지 최소화 문제로서 정식화하는 수법[17]이 제안되었으나, 영상간의 큰 변위량 및 회전을 동반하는 경우에는 해결해야 할 과제가 남아 있다. 이와 같은 문제를 해결하기 위해 우리는 종래의 변위량 추정 수법과는 전혀 다른 직교 함수 전개법을 제안한다. 직교함수 전개법은 영상전체의 움직임을 저차 주파수로부터 순차 전개하여 가는 top-down수법으로서 종래의 bottom-up수법인 구배법과는 다르고, 큰 변위에 대해서도 적용 가능하며, 하중치를 이용하여 움직임 자체를 다중 스케일로 처리하는 점이 특징이다. 구속조건으로는 선형 적분 변환식을 이용하고, 변위량은 凸집합상의 투영법(projection of convex set: pocs)으로 구한다.

본 논문에서는 물체의 이동이 큰 경우에 종래의 Horn & Schunck법, 다중 해상도법 및 스케일 최적화 다중 해상도법과 본 논문에서 제안하는 직교함수 전개법을 비교하여 그 신뢰성 및 유효성을 나타낸다.

2. 직교함수 전개법에 의한 변위량

영상 쌍의 대응점을 구하기 위하여 사용되는 일반적인 방법으로서 구배법이 있다. 이는 명도구배(영상의 미분)를 이용하기 때문에 잡음에 다소 약한 경향이 있고, 큰 변위를 구할 수 없는 등의 폐해가 발생한다. 이들 문제는 물체의 이동 속도에 따라 변위량의 추정 결과가 크게 좌우된다고 볼 수 있다. 이상적으로는 물체의 이동 속도, 카메라 조건 등 외적 요인에 좌우되지 않고 변위량을 정확하게 추정하는 방법이 좋다.

직교함수 전개법은 명도의 적분불변 구속을 기본으로 하고 있기 때문에 영상의 미분으로 발생되는 종래의 수법인 구배법의 결점을 극복할 수 있다. 구속 조건으로는 공간 주파수마다 오차의 크기를 최소화하여, 이동량은 凸집합 상에서의 투영법(pocs)에 의해 계산된다.

2.1 기본 구속식

제1영상 $\rho_1(\mathbf{r}_1)$이 제2영상 $\rho_2(\mathbf{r}_2)$으로 변화한 경우의 변위를 좌표 변환 $\mathbf{r}_2 = \mathbf{r}_1 + \mathbf{s}(\mathbf{r}_1)$로 가정할 수 있으며, 영상 명도의 관계식은 식(1)로 표현할 수 있다.

$$\rho_2(\mathbf{r}_2) = \rho_1(\mathbf{r}_1) \tag{1}$$

이 경우, 직교 함수에 $g_n(\mathbf{r})$ 대하여 다음의 관계식(2)가 성립한다.

$$\int_{image2} g_n(\mathbf{r}_2)\rho_2(\mathbf{r}_2)d\mathbf{r}_2 = \int_{image1} J_D(\mathbf{r}_1)g_n(\mathbf{r}_1+\mathbf{s})\rho_1(\mathbf{r}_1)d\mathbf{r}_1 \quad : n = 1,2,3,\cdots N \tag{2}$$

여기서, *image*1 은 $\mathbf{r}_1$ 에 관한 처리 영역, *image*2 는 이에 대응하는 $\mathbf{r}_2$의 처리 영역이다.

단, 영상의 물체 영역 주변에서의 변위가 0, 또는 어느 일정값일 경우에 $g_n(\mathbf{r})$을 0으로 하여, *image*1과 *image*2를 동일하게 나타낼 수 있다.

그리고, $d\mathbf{r}_2 = J_D(\mathbf{r}_1)d\mathbf{r}_1$이며, $J_D(\mathbf{r}_1)$은 식(3)을 요소로 하는 Jacobian 행렬의 행렬식 값이다.

$$J_{ij} = \frac{\partial r_{2j}}{\partial r_{1i}} = \delta_{ij} + \frac{\partial s_j(\mathbf{r}_1)}{\partial r_{1i}} \quad : i,j = 1,2,3,\cdots \tag{3}$$

식(2)는 직교함수전개법의 기본 구속식이며, 변위 $\mathbf{s}(\mathbf{r}_1)$은 명도 분포 $\rho_1(\mathbf{r}_1)$ [또는 $\rho_2(\mathbf{r}_2)$]에 대한 직교 함수 $g_n(\mathbf{r})$으로부터 계산되고, 변위 후의 영상 $\rho_2(\mathbf{r}_2)$의 $g_n(\mathbf{r}_2)$에 의한 전개 계수 ((2) 식의 좌변)는 변위량 $\mathbf{s}$ 만큼 공간적으로 변형시킨 직교함수 $g_n(\mathbf{r}_1+\mathbf{s})$에 의한 변위 전의 영상 $\rho_1(\mathbf{r}_1)$의 전개계수((2) 식의 우

변)와 같음을 나타 내고 있다. 이 의미를 그림 1에 나타낸다.

그림 1. 변위를 허용하는 기본 구속 조건의 의미(g_n(r)은 sin함수로 가정)

제1영상 $\rho_1(\mathbf{r}_1)$과 제2영상 $\rho_2(\mathbf{r}_2)$에 있어서 0에서 A점까지는 $\rho_2(\mathbf{r}_1)$와 $\rho_1(\mathbf{r}_1)$ 은 같고, 구간 AC에서 $\rho_2(\mathbf{r}_2)$는 그림1과 같이 변화한다고 가정한다. 임의의 점 $\mathbf{r}_1$, $\mathbf{r}_2$를 선택하여 점 $\mathbf{r}_1$에서 점 $\mathbf{r}_2$까지 $\mathbf{s}$만큼 변위한 때, 이 변위를 세로 축으로 순차적 처리하는 과정을 그래프화한 것이 선ABC이다. 이때 sin함수 $g_n(\mathbf{r})$은 $g_n(\mathbf{r}+\mathbf{s})$로 된다. 또한, Jacobian행렬 $\mathbf{J}$의 그래프로부터 알수 있듯이 구간 AB에서는 AB의 기울기인 $\mathbf{J}=f_1$, 구간BC에서는 BC의 기울기인 $\mathbf{J}=f_2$, 변위 $\mathbf{s}$가 0일때는 $\mathbf{J}=1$로 된다.

2.2 크기 최소화에 의한 변위의 추출

변위량은 $\mathbf{s}(\mathbf{r}_1)$으로부터 구해지며, 이는 식(2)의 구속식을 만족하는 해로서 구해진다. 그러나, 이 해를 직접 구하는 것은 계산량적으로 곤란하기 때문에 본 논문에서는 투영법(pocs)을 이용한다. 이 방법은 식(2)를 구속의 집합으로 처리하고 해는 pocs법을 이용하여 각 방정식의 반복투영에 의해 해를 구한다.

변위량 $\mathbf{s}(\mathbf{r}_1)$에 대하여 공간 미분인 $J_D(\mathbf{r}_1)$은 독립변수로 되며, 투영법을 이용할 때 $\mathbf{s}(\mathbf{r}_1)$과 함께 J_D도 구할 필요가 있다. (2)식에서 좌변과 우변을 각각 I_n, $H_n(\mathbf{s})$라 하면 $I_n = H_n(\mathbf{s})$이다. 변위량 $\mathbf{s}(\mathbf{r}_1)$은 기지량 $\mathbf{s}_0(\mathbf{r}_1)$부터 미지량 $\delta\mathbf{s}(\mathbf{r}_1)$만큼 이동되어 있다고 가정한다. 각 량도 이에 대응한 기지량과 미지량으로 분류하면 다음과 같다.

$$\mathbf{s} = \mathbf{s}_0 + \delta\mathbf{s}$$
$$H_n(\mathbf{s}) = H_n(\mathbf{s}_0) + \delta H_n$$
$$J_D(\mathbf{r}_1) = J_0(\mathbf{r}_1) + \delta J(\mathbf{r}_1) \tag{4}$$

이상과 같이 기지량과 미지량으로 분류하고, (2)식 우변의 $H_n(\mathbf{s})$를 Taylor전개를 하여, 다음의 선형 모멘트 변환식 (5)를 얻을 수 있다.

$$\delta H_n = H_n(\mathbf{s}) - H_n(\mathbf{s}_0)$$
$$= \int_{image1}\left[J_0(\mathbf{r}_1)\left[\frac{\partial g_n(\mathbf{r}_1+\mathbf{s}_0)}{\partial\mathbf{s}}\right]\delta\mathbf{s} + g_n(\mathbf{r}_1+\mathbf{s}_0)\delta J\right]\rho_1(\mathbf{r}_1)d\mathbf{r}_1 \tag{5}$$

여기서, 좌변은 $\delta H_n = I_n - H_n(\mathbf{s}_0)$로서 영상에서 구할 수 있는 량이다. 식(5)를 보면 $\left[\frac{\partial g_n(\mathbf{r}_1+\mathbf{s}_0)}{\partial\mathbf{s}}\right]$항이 있음을 알 수 있다. 즉, $g_n(\mathbf{r}_1+\mathbf{s}_0)$의 미분이 이용되고 있지만, 이는 영상 자체의 미분을 취하는 의미가 아니기 때문에 미분법을 이용하는 종래의 구배법과 비교하여 잇점이라 할 수 있다.

미지 변위는 $\delta\mathbf{s} = (\delta s_x, \delta s_y)$이지만, δJ를 포함하여 $\delta\mathbf{v} = (\delta s_x, \delta s_y, \delta J)$로 일반화한다. 스칼라장, 2차원 벡터장 및 3차원 벡터장의 크기를 식(6)에서 정의한다.

$$\|\delta J\|^2 = \int\rho(\mathbf{r})|\delta J(\mathbf{r})|^2 d\mathbf{r}$$
$$\|\delta\mathbf{s}\|^2 = \|\delta s_x\|^2 + \|\delta s_y\|^2 \tag{6}$$
$$\|\delta\mathbf{v}\|^2 = \|\delta s\|^2 + \alpha^2\|\delta J\|^2$$

여기서, α^2은 하중인자며, ν의 크기는 일반적으로 식(7)로 나타낼 수 있다.

$$\|\nu\|^2 = \int_{image1}\rho_1(\mathbf{r}_1)(|\delta s_x|^2 + |\delta s_y|^2 + \alpha^2|\delta J|^2)d\mathbf{r}_1 \tag{7}$$

식(5)로부터 크기 $\|\nu\|$를 최소화함으로서 미지 변위 $\delta\mathbf{s}$ 및 $\delta\boldsymbol{J}$는 다음과 같이 구성할 수 있다[18].

$$\delta\mathbf{s}_n(\mathbf{r}_1) = \frac{\alpha^2[I_n - H_n(\mathbf{s}_0)]}{\alpha^2\|J_0(\mathbf{r}_1)g_{ns}\|^2 + \|g_n\|^2}J_0(\mathbf{r}_1)g_{ns}(\mathbf{r}_1+\mathbf{s}_0) \tag{8}$$

$$\delta J_n(\mathbf{r}_1) = \frac{[I_n - H_n(\mathbf{s}_0)]}{\alpha^2\|J_0(\mathbf{r}_1)g_{ns}\|^2 + \|g_n\|^2}g_n(\mathbf{r}_1+\mathbf{s}_0) \tag{9}$$

여기서, $g_{en} = (g_{nx}, g_{ny})$이다.

따라서, g_n을 이용하여 구할 수 있는 미지 변위 $\delta\mathbf{s}(\mathbf{r}_1)$은 offset위치 $\mathbf{r}_1+\mathbf{s}_0$에 의한 직교 함수 g_n의 기울기방향으로 향하고 있음을 알 수있다.

pocs법이란 도중해를 여러 구속식에 의해 凸공간상에 순차 투영하고, 최종적으로 모든 구속식을 만족하는 해를 구하는 반복수법으로, 식(8),(9)에서 얻어진 $\delta \mathbf{s}_n$, $\delta \boldsymbol{J}_n$을 이용하여 각 투영 마다 pocs법을 이용하여 식(10), (11)처럼 변형되면서 반복 계산되어 변위량을 얻는다.

$$\mathbf{s}_0(\mathbf{r}_1) \leftarrow \mathbf{s}_0(\mathbf{r}_1) + \delta\mathbf{s}_n(\mathbf{r}_1) \tag{10}$$

$$\boldsymbol{J}_D(\mathbf{r}_1) \leftarrow \boldsymbol{J}_D(\mathbf{r}_1) + \delta\boldsymbol{J}_n(\mathbf{r}_1) \tag{11}$$

또한, 움직임의 step size $\|\delta \mathbf{q}\|$ 는 식(12)에 정의한다.

$$\|\delta\mathbf{q}\| \le \frac{W}{4}\left[n_x^{\ 2} + n_y^{\ 2}\right] \tag{12}$$

여기서, W는 영상의 사이즈[크기]이고, n_x, n_y는 직교 함수 g_n을 이용하여 전개한 때의 x, y 방향의 차수이다.

3. 실 험

3.1 평가의 대상 및 평가 기준

직교 함수의 종류는 sine 함수, 지수 함수 등 많이 있다. 이들 중에서 어떤 직교 함수가 적당한지를 알아 보기 위하여 예비실험을 하였다[19]. 첫째, 직교함수로서 삼각 함수를 이용하였을 경우에는 cos항의 양단에 불연속성이 발생하고, 이것을 전개할 때에 큰 오차가 발생되었다. 둘째, Walsh를 이용하였을 경우에는 미분가능하게 위해 삼각형 함수를 이용했지만, 근사 오차가 컸다. 셋째, Hermite 함수를 이용하였을 경우에는 각각의 중앙부분에 대해서는 미분연산의 정밀도는 좋지만 양단은 0에 가까운 값이 많았다. 함수 전개의 잇점이 적었다. 네번째, cos(kx)cos(qx)를 이용하였을 경우에는 위의 결점이 수정되어, 본 실험에서는 네번째의 직교 함수를 이용하기로 한다.

실험은 평행이동과 회전이 포함되는 2종류의 영상과 공간적으로 시차가 있는 스테레오 영상에 대하여 실험을 하였다. 이들 영상을 이용한 계산 방법은 차수 128, 반복 횟수 10회로 하였다. 평가는 Horn & Schunck[2], 표준 다중 해상도법[8-14], 스케일 최적화 다중 해상도법[15], 직교함수 전개법에 대하여 비교하였다. 특히, Horn & Schunck법은 현재까지 기본적으로 중요한 수법인 동시에 이동량이 큰 영상에 적용하면 추정결과에 따라 어느 정도의 오차 및 문제가 발생하는가의 비교하기 위한 기준으로서 의미가 있다. 또한, Horn & Schunck 문제점의 해결법으로서 연구되어 온 다중 해상도법은 많은 논문이 발표되고 있으며, 그중에서도 표준 다중 해상도법과의 비교가 많다. 표준 다중 해상도법의 하나가 스케일 최적화 다중 해상도법이고, 본 연구에서 다루고 있는 이동량이 큰 영상의 변위량 추정이 비교적 고정도로 추정되고 있으며, 다른 수법에 비교해 손색이 없다.

본 논문에서는 직교함수 전개법의 비교대상으로서, 기본적인 Horn & Schunck법과 다중 해상도법의 기본이 되는 표준 다중 해상도법, 및 다중 해상도법의 대표인 스케일 최적화 다중 해상도법을 이용했다. 비교의 방법은 종래의 3 가지 수법과 본 제안 수법에 의해 각각 얻은 변위량과 제1원영상을 이용하여 생성한 제2추정 영상과 제2원영상과의 닮은정도를 비교하기 위하여 NRMS 오차 및 상관값을 이용하여 평가한다.

각각의 평가식은(13), (14)식에 나타냈다.

$$NRMSE = \sqrt{\frac{\sum_x\sum_y(\rho_2(x,y)-\hat{\rho}_2(x,y))^2}{\sum\sum\rho_2^2(x,y)}} \times 100(\%) \tag{13}$$

$$COR = \frac{\sum_x\sum_y[\rho_2(x,y)-\bar{\rho}][\hat{\rho}_2(x,y)-\bar{\hat{\rho}}_2]}{\sqrt{\sum_x\sum_y[\rho_2(x,y)-\bar{\rho}]^2}\sqrt{\sum_x\sum_y[\hat{\rho}_2(x,y)-\bar{\hat{\rho}}_2]^2}} \tag{14}$$

여기서, $\bar{\rho} = \left[\sum_x\sum_y\rho_2(x,y)\right] / (M\times N)$, $\bar{\hat{\rho}}_2 = \left[\sum_x\sum_y\hat{\rho}_2(x,y)\right] / (M\times N)$ 이다.

$\rho_2(x,y)$과 $\hat{\rho}_2(x,y)$는 각각의 사이즈 $M\times N$의 원영상과 그 추정 영상이다.

3.2 수평 이동이 있는 영상의 평가

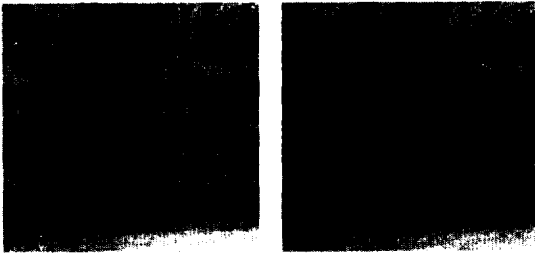
그림2는 Turtle의 제1영상, 제2영상의 원영상 pair를 나타내며, 제2영상은 제1영상의 대상물인 Turtle을 우측 방향으로 18 pixel이동시킨 영상이다. 영상의 전체 사이즈는 128×128이며, 대상물의 사이즈는 71×38이다. 그림 3(a)-(d)는 그림 2의 영상 쌍에 대하여 4종류의 수법을 적용하여 얻은 변위량의 결과이다. Horn & Schunck수법의 경우는 변위량을 전혀 검출하지 못하였으며, 표준 다중 해상도수법의 경우는 오차가 크다. 스케일 최적화 다중 해상도법은

(a) (b)

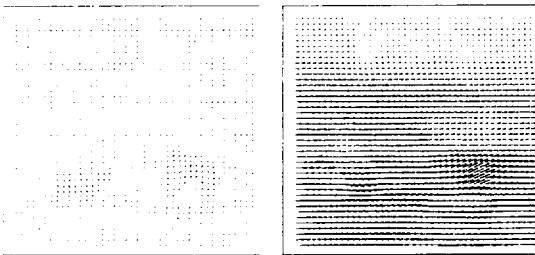
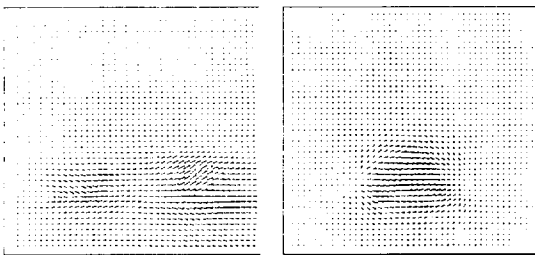
그림 2. Turtle 영상 pair.

(a) Horn & Schunck법 (b) 표준 다중 해상도법

(c) 스케일 최적화 다중 해상도법 (d) 직교함수 전개법 (본 수법)

그림 3. 4종류의 변위량 추정수법에 의한 Turtle영상의 추정 변위량.

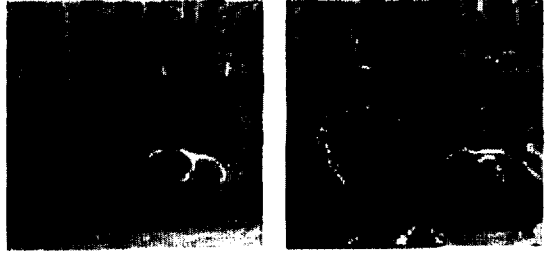
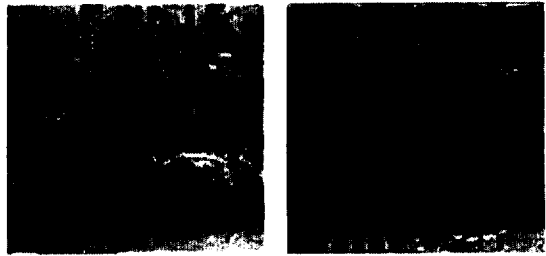
Horn & Schunck수법과 다중 해상도 수법에 비해 개선되어 있으나, 직교 함수 전개법이 더욱 개선되어 있음을 알 수 있다. 그림 4에서는 실험에서 얻은 변위량과 제1원영상을 이용하여 작성한 제2추정 영상을 나타낸다. 표 1은 제2 원영상과 제1영상과 변위량을 이용하여 추정된 제2추정 영상과의 NRMS오차 및 상관값을 보인다. 종래의 3가지 수법 중에 가장 개량되었다고 알려진 스케일 최적화 다중 해상도법과의 수치적 비교에서도 알 수 있듯이 본 수법이 NRMS오차가 8% 정도 작았으며, 상관값이 10% 정도 향상되었음을 알 수 있다.

(a) Horn & Schunck법 (b) 표준 다중 해상도법

(c) 스케일 최적화 다중 해상도법 (d) 직교함수 전개법 (본 수법)

그림 4. 4종류의 변위량 수법을 이용한 Turtle영상의 추정 영상.

표 1. Turtle, Cat영상의 원영상과 추정 영상의 NRMS오차 및 상관값

평가 기준		샘플 영상의 종류	
		Turtle	Cat
Horn&Schunck법	NRMS오차	33.778	42.007
	상관값	0.660	0.561
표준 다중 해상도법	NRMS오차	23.874	43.354
	상관값	0.793	0.571
스케일 최적화 다중 해상도법	NRMS오차	22.538	41.735
	상관값	0.806	0.582
직교함수 전개법 (본 수법)	NRMS오차	14.594	15.159
	상관값	0.909	0.968

3.2 회전이 있는 영상의 평가

영상중에서 물체의 회전이 있는 경우의 변위량 검출은 쉽지 않음에도 불구하고, 직교함수 전개법은 회전에 대해서도 유력한 방법임이 증명되었다. Rubic Cube(그림 5 (No.4,No.19))는 영상 전체 사이즈가 128×128이고, 근접 영상 계열간의 회전을 동반하는 이동량은 약 2 pixel이다. 그림 6(a)-(d)는 그림 5의 입력 제1, 입력 제2원영상에 4종류의 수법을 적용하

(a) (b)

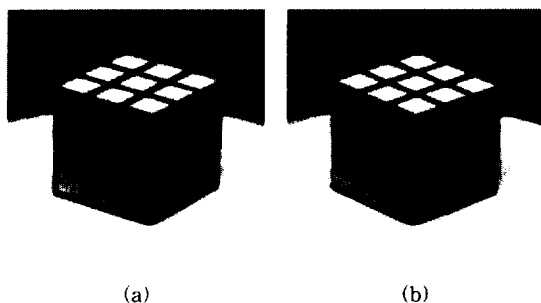



그림 5. 회전 Rubic cube영상의 pair

여, 얻어진 변위량의 결과를 나타낸다.

Rubic Cube의 경우, Horn & Schunck를 제외하고 표준 다중 해상도법, 스케일 최적화 다중 해상도법 모두 변위량이 추정 되고 있지만, Rubic Cube의 각 부근에서 변위량이 검출되지 않은 곳이 있다. 그 이유로는 Rubic cube의 각 부근에서는 명도가 급격히 변화할 뿐 만아니라, 움직임이 가장 크고 배경과의 상대 운동도 포함하고 있기 때문에 추정이 곤란하다고 생각할 수 있다. 이들 수법에 반하여 직교 함수 전개법에서는 거의 대부분의 변위량을 검출하고 있다(그림 6d).

(a) Horn & Schunck법 (b) 표준 다중 해상도법

(c) 스케일 최적화 다중 해상도법 (d) 직교함수 전개법 (본 수법)

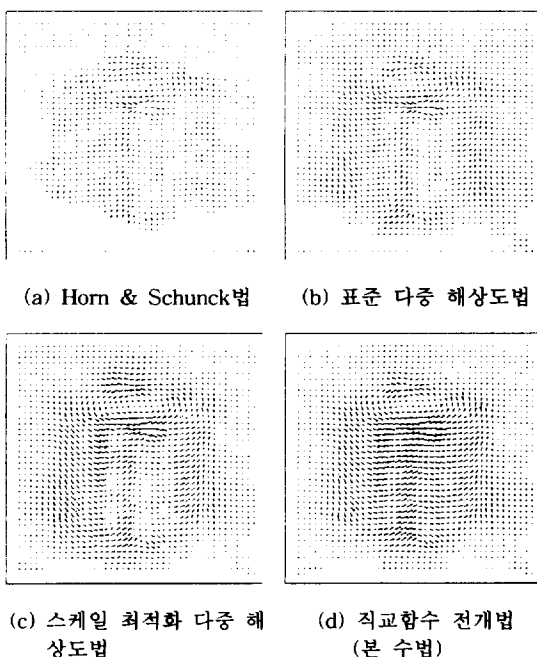



그림 6. 4종류의 변위량 추정수법에 의한 Rubic Cube영상의 추정 변위량.

실험에서 얻은 변위량과 제1원영상을 이용하여 작성한 제2추정 영상을 그림 7(a)-(d)에 나타낸다. 또한, Rubic cube의 회전량이 커지는 각 영상에 대한 종래 수법들과 본 수법과의 상관값 및 NRMS오차의 계산 결과를 표 2에 나타낸다.

(a) Horn & Schunck법 (b) 표준 다중 해상도법

(c) 스케일 최적화 다중 해상도법 (d) 직교함수 전개법 (본 수법)

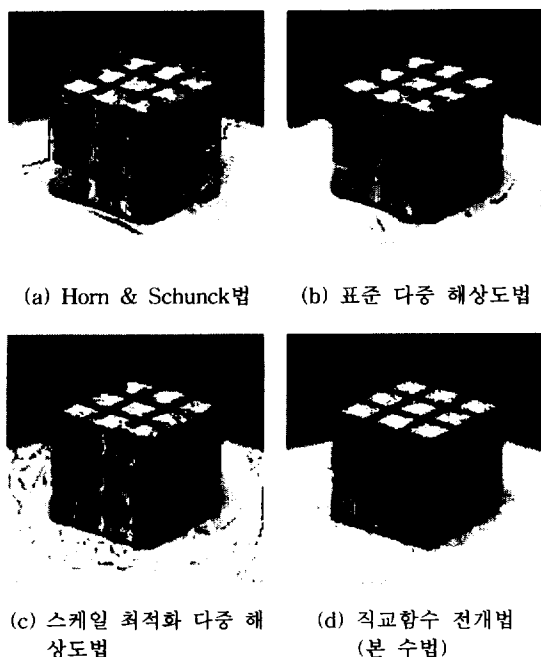



그림 7. 4종류의 변위량 수법을 이용한 Rubic cube영상의 추정영상.

여기서, No.4가 Rubic cube의 기준 제1원영상이며, No.가 클수록 회전량도 커진다. 표 2에서도 알 수 있듯이 회전 각도가 큰 경우에는 직교함수 전개법의 변위량 검출 정밀도는 종래의 3가지 수법에 비해 현저하게 양호함을 나타내고 있다. 특히, 회전량이 가장 큰 No.19의 경우, 본 수법이 종래의 3가지 수법 중에 가장 개량된 수법으로 알려진 스케일 최적화 다중 해상도법보다 NRMS가 7%나 감소하였고, 상관값은 5% 정도 향상되었다.

3.3 스테레오 영상의 평가

그림 8은 시차에 의해 생성된 Cat의 스테레오 원영상pair인 제1원영상과 제2원영상을 보인다. 영상의 전체 사이즈는 128×128이며, 우측 방향으로 약 10pixel정도 이동되어 있다. 그림 9(a)-(d)는 그림 8

표 2. Rubic cube의 제1원영상(No.4)과 제2추정영상의 회전량(No.5-No.19)에 대한 상관값 및 NRMS 오차

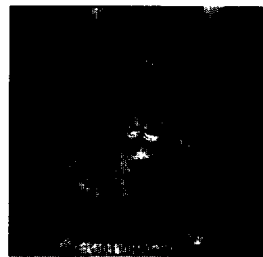
평가 기준		Rubic cube Image No.				
		No. 7	No.10	No.13	No.16	No.19
Horn&Schunck법	NRMS오차	10.013	12.583	15.245	16.135	18.074
	상관값	0.970	0.954	0.931	0.916	0.903
표준 다중 해상도법	NRMS오차	7.024	9.275	12.408	14.821	16.193
	상관값	0.986	0.975	0.954	0.935	0.921
스케일 최적화 다중 해상도법	NRMS오차	5.547	8.018	10.846	13.735	14.718
	상관값	0.991	0.980	0.965	0.949	0.934
직교함수 전개법 (본 수법)	NRMS오차	4.651	6.214	7.035	7.781	7.859
	상관값	0.993	0.988	0.985	0.983	0.981

(a) (b)

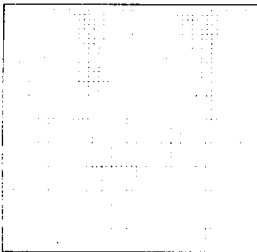
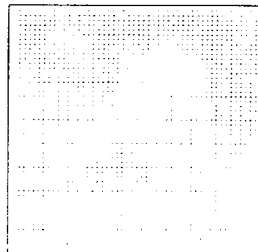
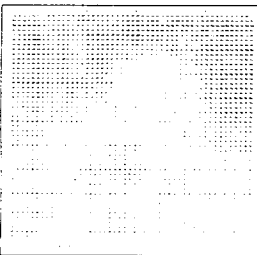
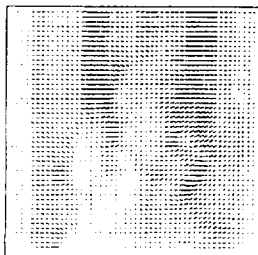
그림 8. 양안 시차에 의해 생성된 스테레오Cat영상의pair.

(a) Horn & Schunck법 (b) 표준 다중 해상도법

(c) 스케일 최적화 다중 해상도법 (d) 직교함수 전개법 (본 수법)

그림 9. 4종류의 변위량 추정 수법에 의한 스테레오 Cat영상의 추정 변위량.

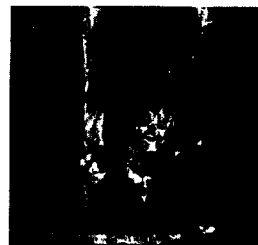
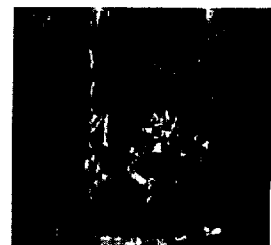
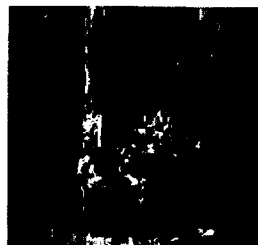
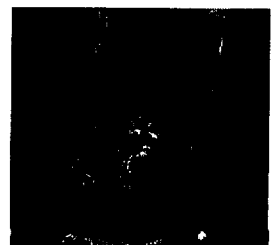
의 제1영상, 제2영상에 4종류의 수법을 적용하여 얻어진 변위량의 결과이다. Horn&Schunck법의 경우는 변위량이 전혀 검출되지 않았으며, 표준 다중 해상도수법과 스케일 최적화 다중 해상도수법의 경우에는 배경에서만 변위량이 검출되었고, 그 이외 부분은 변위량이 전혀 검출 되지 않았다. 이에 반해, 직교함수 전개법의 경우는 종래의 3종류 수법에 비해 전체적인 움직임이 검출되었다. 그림 10은 실험에서 얻은 변위량과 제1원영상을 이용하여 작성한 제2추정영상이다.

(a) Horn & Schunck법 (b) 표준 다중 해상도법

(c) 스케일 최적화 다중 해상도법 (d) 직교함수 전개법 (본 수법)

그림 10. 4종류의 변위량 수법을 이용한 스테레오 Cat영상의 추정영상.

표 1의 제2영상과 합성 제2추정 영상과의 NRMS 오차 및 상관값에 있어서도 직교 함수 전개법이 종래의 3종류의 수법에 비해 좋은 결과를 얻고 있다. 특히, 종래의 3가지 수법 중에 가장 개량 된 스케일 초적화 다중 해상도법과의 수치적 비교에서도 본 수법이 NRMS오차가 26% 정도 작았으며, 상관값이 38% 정도 향상되었음을 알 수 있다.

4. 결 론

종래의 변위량 추정수법인 구배법에서는 큰 변위 및 회전의 경우에는 그 변위량을 구할 수가 없었다. 이 문제의 해결을 위해 본 수법인 직교 함수 전개법에서는 명도 적분치가 일정하다는 구속조건을 기본으로 pocs법에 의한 영상전체의 움직임을 저차 주파수로부터 순차 전개하여 가는 top-down수법을 이용하여 변위량을 구할 수 있었다. 특히, 회전의 경우에는 대상물의 주변부에 오차를 발생시킴으로서 충분한 이동량을 구하지 못하였으나, 대체로 변위량 검출이 가능하였다. 이로서, 큰 이동 및 회전의 경우에 직교함수 전개법이 종래법보다 유효하다는 것을 입증하였다. 특히, 시차에 의해 생성 된 변위량이 큰 스테레오 영상에서의 대응점 추출에 대해서도 그 유효성을 확인하였다. 이후에는 불연속성의 대처, 변위량의 발산 및 수렴을 조절하여 정확한 속도 벡터를 구할 수 있는 구속식을 연구 검토해야 한다.

참 고 문 헌

[1] E. C. Hildreth, "Computations underlying the measurement of visual motion", Artificial Intelligence, 23, pp. 309-354, 1984.

[2] B. K. P. Horn and G. Schunck, "Determining optical flow", Artificial Intelligence, 17, pp. 185-204, 1981.

[3] H. H. Nagel, "Analysis Techniques for Image Sequences", Proc. 4^{th} Intern. Joint Conf. Patt. Recog., Kyoto, Japan, 1987.

[4] S. Uras, F.Girosi, A. Verri and V. Torre, "A Computational Approach to Motion Perception", Biological Cybernetics, 60, pp. 79-87, 1988.

[5] P. Anandan, "Computing dense displacement fields with confidence measures in scenes containing occlusion", SPIE Intelligent Robots and Computer Vision Conference, 521, pp. 184, 1984.

[6] H. H. Nagel and W. Enkelmann : "An investigation of smoothness constraints for the estimation of displacement vector fields from image sequences", IEEE Trans. Patt. Anal. Mach. Intell. 8, pp. 565-593, 1986.

[7] H. H Nagel, "On the estimation of optical flow: Relations between different approaches and some new results", Artificial Intelligence, 33, pp. 299-324, 1987.

[8] A. Brandt, "Multi-level adaptive solutions to boundary-value problems", Mathematics of Computations, 31, pp. 333-390, 1977.

[9] W. Enkelmann, "Investigation of multigrid algorithms for the estimation of optical flow fields in image sequences", Computer Vision, Graph. Image Process, 43, pp. 150-177, 1988.

[10] D. Terzopoulos, "Image Analysis using Multigrid Relaxation Methods", IEEE Trans. Patt. Anal. Mach. Intell., PAMI-8, pp.129-139, 1986.

[11] P. J Burt, C. Yen and Xu, "Multi-resolution Flow-through motion Analysis", Proceedings IEEE Computer Society on Computer Vision and Pattern Recognition, Washington/DC, pp. 246-252, 1983.

[12] F. Glazer, "Multilevel Relaxation in Low-level Computer Vision", in Multi-Resolution Image Processing and Analysis (A. Rosenfeld, Ed.), pp. 312-330, Springer-Verlag, Berlin/Heidelberg/New York, 1984.

[13] F. Glazer, G. Reynolds and P. Anandan, "Scene Matching by Hierarichical Correlation", Proceedings, IEEE Computer Society on Computer Vision and Pattern Recognition, Washington/DC, pp. 432-441, 1983.

[14] R. Y Wong and E. L. Hall, "Sequential Hierarchical Scene Matching", IEEE Trans. Comput., C-27, 4, pp.359-366, 1987.

[15] Mohammad Reza Mahzoun, Jinwoo Kim, et al,

"A scaled multigrid optical flow algorithm based on the least RMS error between real and estmated second images", Pattern Recognition, vol. 32. no. 4, pp. 59-72, 1999.

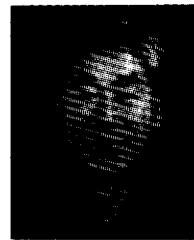
[16] S. Ghosal and P. Vanek, "A Fast Scalable Algorithm for Discontinuous Optical Flow Estimation", IEEE Trans. Patt. Anal. Mach. Intell., 18, 2, pp. 181-194, 1996.

[17] N. Yokoya, "Dense Matching of Two Views with Large Displacement", Proceedings, ICIP'94, First IEEE International Conference on Image Precessing, 1, pp. 213-217, 1994.

[18] 金珍祐, "画像に基づく姿勢および速度場の推定に關する研究", 福井大学大学院博士論文, 1999.

[19] 池田浩, "函數展開法を用いたオプティカルフローによる動画像解析 — 直交函數によるフローの検討—", 福井大学学士論文, 1996.

김 진 우

1992년 명지대학교 전기공학과 졸업(학사)
1996년 후쿠이대학 대학원 전자공학과 졸업(공학석사)
1999년 후쿠이대학 대학원 시스템 설계공학과 졸업(공학박사)
2000년~현재 한남대학교 산업연구소 연구원
관심분야 : 컴퓨터 비젼, 멀티 미디어

김 경 태

1972년 경북대학교 전자공학과 졸업(학사)
1980년 연세대학교 대학원 졸업(공학석사)
1985년 Tohoku 대학 대학원 졸업(공학박사)
1985~1991년 한국전자통신연구소
1991년~현재 한남대학교 정보통신공학과 부교수
관심분야 : 음성 정보 처리, 3차원 영상 처리